

계산량이 감소된 퍼지 적응등화기

正會員 吳德吉*, 崔鎮榮**, 李忠雄***

A Fuzzy Adaptive Equalizer with Reduced Computational Complexity

Deock Gil Oh*, Jin Young Choi**, Choong Woong Lee*** Regular Members

要 約

자기구성 (Self-organization) 방법에 근거한 퍼지규칙에 의해 채널 등화기의 최적판정 영역을 근사화하는 새로운 퍼지 적응등화기를 제안하였다. 제안된 퍼지 적응등화기는 기존의 퍼지 적응등화기 보다 적용 알고리즘에 따른 심벌구간 당 계산량이 월등히 감소되면서도 우수한 BER (Bit Error Rate) 성능을 얻을 수 있다. 또한 제시한 방법에서는 기존의 퍼지 적응등화기와는 달리 실제 환경에서는 거의 취득이 불가능한 채널에 대한 정확한 사전지식이 없어도 일반적인 DFE (Decision Feedback Equalizer)를 쉽게 구현할 수 있는 특성이 있다.

ABSTRACT

This paper proposes a new fuzzy adaptive equalizer which approximates an optimal decision boundary based on self-organizing fuzzy rules with reduced computational complexity. The proposed fuzzy adaptive equalizer requires the significantly lower computational amount per a symbol interval than the existing fuzzy adaptive equalizers and shows a good BER performance. Also, unlike the existing fuzzy adaptive equalizer, this equalizer can be easily realized in the form of general DFE structures without the perfect knowledge of the channel which may not be available in real environments.

*한국전자통신연구소 위성방송시스템연구실

**서울대학교 제어계측공학과

***서울대학교 전자공학과

論文番號 : 9557-0210

接受日字 : 1995年 2月 10日

I. 서론

일반적으로 디지털 통신채널은 ISI (Inter-Symbol Interference), 페이딩 (Fading) 및 AWGN (Additive White Gaussian Noise)에 의해 신호 왜곡이 발생하며, 특히 무선통신 채널에서는 고출력 증폭기와 같은 비선형 소자 및 전파특성에 의해 시간과 장소에 따라 변화하는 비선형 왜곡도 발생하게 된다. 이러한 채널에서 전송 데이터의 정확한 검출을 위해서는 수신시 등화기의 사용이 필연적이며, 시변 비선형 채널특성에 의해 적응형 비선형등화기의 사용이 가장 효과적인 방법이라 하겠다. 또한, 선형채널의 경우에도 수신심벌 (Symbol)의 최적 검출을 위한 최적 판정 경계는 비선형 함수가 되어 기존의 선형 필터링에 의한 LTE (Linear Transversal Equalizer)나 DFE에 의해서는 이러한 비선형 함수의 근사화가 불가능할 뿐만 아니라 근본적으로 비선형 왜곡은 제거할 수가 없다^{1,2)}.

최근에는 선형채널에서의 최적 등화와 비선형 채널에서의 신호 왜곡을 제거하기 위하여 다층인식자 (MLP: Multi-Layer Perceptron)^{3,5)}나 방사형 기저함수 (RBF: Radial Basis Function)^{3,4)}를 이용하는 신경회로망 구조나 퍼지 적응필터 (FAF: Fuzzy Adaptive Filter)^{4,6)}를 이용하는 구조 등 여러 형태의 비선형 적응등화기가 제안되고 있다. 비선형 채널에서의 비선형 특성은 매우 다양한 형태로 존재하기 때문에 어떠한 비선형 등화기가 절대적으로 우수한 성능을 갖는다고 말할 수는 없으나, 일반적으로 상기의 비선형 적응등화기는 기존의 선형 등화기에 비해 월등히 개선된 성능을 갖는다. MLPE (MLP based Equalizer)는 강력한 비선형 사상기능을 가질 수 있으나 오차 역전파 (EBP: Error Back Propagation) 알고리즘에 의해 등화기의 수렴속도가 매우 늦을 뿐만 아니라 수렴성 또한 보장할 수가 없다¹⁾. 반면에 RBFE (RBF based Equalizer)는 수렴속도가 빠른 RLS나 간단한 LMS 알고리즘을 사용할 수 있는 장점이 있으나 선형 적응등화기에 비해 훨씬 많은 계산량을 갖는다^{2,3,4,6)}. 최근에는 심벌 판정 영역이나 채널에 대한 사전 지식을 이용하여 FAF를 구성한 후 이에 의해 효과적인 비선형 적응등화를 행하는 FAFE (FAF based Equalizer)가 제안되었다^{4,6)}. 그러나 참고문헌 [7]에서와 같이 다변수를 갖는 RBF는 fuzzy if then rule 전제부에 존재하는 멤

버십 (Membership) 함수의 T-norm과 증가하기 때문에 근본적으로 FAFE는 RBFE와 동일한 형태로 전송심벌을 추정하게 된다. 따라서, 기존에 제안된 FAFE의 적용 알고리즘에 따른 계산량은 RBFE와 유사하게 되며, 적용시의 계산량 감소 및 빠른 수렴속도를 얻기 위해서는 퍼지규칙의 설정시 통신채널에 대한 완벽한 사전지식을 반영하여야 하는 제약조건이 발생한다. 실제의 통신환경에서는 이러한 제약조건이 만족이 거의 불가능하기 때문에 FAFE는 같은 적용 알고리즘을 사용하는 기존의 선형등화기 보다 상대적으로 많은 계산량을 갖게 된다⁴⁾.

본 논문에서는 일반적인 함수 근사화 방법을 채널 등화기에 확장 적용하여 최적 심벌판정 및 전송신호의 비선형 왜곡을 제거할 수 있는 새로운 퍼지 적응등화기를 제안하고자 한다. 제안한 퍼지 적응등화기에서는 채널의 특성에 따라 퍼지규칙의 전제부에 해당되는 멤버십 함수가 자기구성 방법에 의해 생성되기 때문에 채널에 대한 사전 지식이 필요없다. 또한, 심벌 판정영역을 다수의 국부영역으로 분할한 후 매 심벌 수신시 각 수신신호에 해당되는 국부 영역에 대하여만 함수 근사화 방법을 적용하기 때문에 적응알고리즘에 따른 계산량을 기존의 선형 등화기에 근접하도록 줄일 수 있는 장점도 있다. 본 논문에서는 비선형 함수의 근사화를 위하여 국부 유사 (Affine) 사상을 도입하였으며, 비선형 사상시 각 가중치들을 RLS나 LMS와 같은 선형 알고리즘에 의해 적용되도록 하였다. 그리고 퍼지규칙의 각 멤버십 함수에 대응되는 심벌 판정영역의 각 국부영역은 자기구성 방법에 의해 생성되도록 하였다. 자기구성이 가능한 퍼지 적응 등화기 (SFAE: Self-organizing Fuzzy rule-based Adaptive Equalizer)의 성능과 효율성을 보이기 위하여 여러 비선형 채널에 대해 최적 판정영역을 근사화한 결과와 BER (Bit Error Rate) 특성을 시뮬레이션을 통하여 분석하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 기존의 퍼지 적응등화기에 대해 간단히 요약 기술하고, 제안하는 자기구성형 퍼지 적응등화기의 주요 특성인 비선형 사상기능과 적용방법에 대해 논한다. 제 3장에서는 기존 방식과 제안된 방식의 주요 특성을 비교하고, 제 4장에서는 수신심벌의 최적판정을 위한 비선형 판정영역의 근사화 특성과 BER 성능을 시뮬레이션을 통하여 검증한 후 제 5장에서 간단한 결론을 기술하고자 한다.

II. 퍼지 적응등화기 모델

본 장에서는 심벌단위로 판정을 행하는 등화기의 최적해 및 기존의 FAF형 퍼지 적응등화기의 기본 개념에 대해 요약 기술한 후 본 고에서 제안하는 자기구성이 가능한 퍼지 적응등화기에 대해 논한다.

1. 최적 등화기

심벌단위로 판정을 행하는 적응 등화는 그림 1과 같이 채널 수신신호 벡터 $\mathbf{r}(k)=[r(k), \dots, r(k-m+1)]^T$ 나 과거 심벌의 판정신호 벡터 $\bar{\mathbf{s}}_r(k)=[\bar{s}_r(k-1), \dots, \bar{s}_r(k-n)]^T$ 를 사용하여 적응필터에 의해 전송심벌 $s(k)$ 의 추정치를 생성한 후 심벌 판정기에 의해 $\bar{s}(k)$ 를 판정하는 과정이라 할 수 있다.

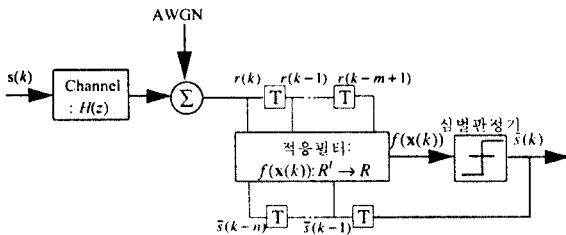


그림 1. 비선형 등화기의 개념 모델.
Fig. 1. Conceptual model for nonlinear equalizers.

그림 1과 같이 적응필터 $f(\mathbf{x}(k)):R^1 \rightarrow R$ 의 입력신호 벡터 $\mathbf{x}(k)$ 는 1차 벡터인 $\mathbf{x}(k)=[r(k), \bar{\mathbf{s}}_r(k)]$ 나 m차 벡터인 $\mathbf{x}(k)=r(k)$ 가 될 수 있는데, 상적으로 $\bar{\mathbf{s}}_r(k)$ 를 이용할 경우를 DFE라 한다. 여기서, 1은 수신신호 벡터의 차수 m과 과거 심벌의 판정신호 벡터의 차수 n의 합을 의미한다. 적응필터 역시 선형 또는 비선형필터가 사용될 수 있지만, 본 고에서는 비선형필터가 사용되는 비선형 등화기에 대해 고찰하기로 한다. 그림 1에서는 등화기의 판정지연 d가 0인 경우를 표시하였으나, 일반적으로 심벌의 전송시부터 심벌의 판정시 까지는 판정지연 d가 존재하게 된다.

AWGN(Additive White Gaussian Noise) 채널 상에서 M-ary 데이터열이 전송될 경우 최적등화기는 채널 수신벡터 $\mathbf{r}(k)$ 에 대하여 Bayes 판정법칙을 적용하면 쉽게 구현될 수 있다. 채널 차수가 $n_{ch}+1$ 일 경우

가능한 채널 상태벡터의 수 N 은 $M^{n_{ch}+1}$ 가 되며, 각 상태벡터는 해당 심벌에 따라 M 개의 부분집합으로 분류될 수 있다. Bayes 판정법칙은 각 부분집합에서 가우시안 잡음의 확률밀도함수를 이용하여 M 개의 판정변수

$$\max_j \left\{ \sum_{i=0}^M \beta_i \exp(-\|\mathbf{r}(k) - \mathbf{c}_i^j(k)\|^2/\rho) \right\},$$

를 계산한 후 이 중 최대치를 선정하여 해당심벌 $j(1 \leq j \leq M)$ 가 수신되었다고 판정한다^[3]. 여기서, N^j 와 \mathbf{c}_i^j 는 전송심벌 $j(1 \leq j \leq M)$ 에 대응되는 채널 상태벡터의 수 및 무잡음 시의 채널 상태벡터를 각각 의미한다. 그리고, $\|\mathbf{r}(k) - \mathbf{c}_i^j(k)\|$ 는 등화기 입력벡터 $\mathbf{r}(k)$ 와 무잡음시의 채널 상태벡터 $\mathbf{c}_i^j(k)$ 와의 유클리디안 (Euclidean) 거리를 나타내며, ρ 는 가우시안 (Gaussian) 함수의 넓이를 의미한다. 심벌 발생확률이 동일할 경우 N^j 는 N/M 가 되고, $\mathbf{r}(k)$ 의 a priori 확률 β_i 는 판정변수 간의 최대치 비교시 무시할 수 있다. 결국, Bayes 판정법칙에 의해 심벌을 판정하면 최소의 심벌오류 확률로 해당 심벌을 판정할 수 있으며, 이러한 관점에서 최적등화기라 한다. 본 절에서는 퍼지 적응등화기의 근간이 되는 최적 등화기에 대해 간략히 살펴보았으며, 다음 절에서는 2진 데이터열이 전송될 경우를 예를 들어 기존의 FAF형 퍼지 적응등화기에 대해 간략히 기술한다.

2. FAF형 퍼지 적응등화기(FAFE)

2진 데이터열이 전송될 경우에 수신 신호벡터에 적용되는 Bayes 판정법칙은 (1)식과 같이 2개의 판정변수들 간의 최대화 문제로 표시할 수 있다.

$$\max \left\{ \sum_{i=0}^{N^+} \beta_i^+ \exp(-\|\mathbf{r}(k) - \mathbf{c}_i^+(k)\|^2/\rho), \sum_{i=0}^{N^-} \beta_i^- \exp(-\|\mathbf{r}(k) - \mathbf{c}_i^-(k)\|^2/\rho) \right\} \quad (1)$$

여기서, N^+/N^- 와 $\mathbf{c}_i^+(k)/\mathbf{c}_i^-(k)$ 는 전송심벌 $+1/-1$ 에 대응되는 채널 상태벡터의 수 및 무잡음 시의 채널 상태벡터를 각각 의미하며, N^+ 과 N^- 은 $N/2$ (단, $N=2^{n_{ch}+1}$)이 된다. 따라서, 가능한 모든 채널 상태벡터에 대하여 (1)식을 최적화시키면 최소 BER을 갖는 최적 판정 영역이 도출될 수 있기 때문에, RBF나 FAFE는 (1)식이 최적화되도록 해당 등화기 파라미터를 적응시키게 된다. (1)식을 가능한 채널 상태벡터 $N(=N^++N^-)$ 에 대해 고려하면 다음 식으로 간략화시킬 수 있다.

$$f(\mathbf{r}(k)) = \sum_{i=0}^N \beta_i \exp(-\|\mathbf{r}(k) - \mathbf{c}_i(k)\|^2/\rho). \quad (2)$$

(2)식의 가우시안 함수는 RBF의 경우 방사형 기저함수로 구현되고, FAFE의 경우는 각 퍼지규칙에 해당되는 가우시안 멤버십 함수로 구현되는데, 계수 β_i 는 RBF망의 가중치 또는 FAF의 설계 파라미터에 대응된다. 한편, N은 RBF의 경우 가능한 채널 상태벡터의 수가 되나, FAFE의 경우는 등화기의 각 탭 (Tap), 즉, $\mathbf{r}(k)$ 에 적용되는 퍼지규칙의 수에 의해 결정된다. FAFE에서는 채널 수신신호 벡터의 각 원소 $r(k-j-1)$, ($i \leq j \leq m$)가 취할 수 있는 영역을 균등히 분할하여 퍼지집합 및 멤버십 함수를 정의 한후 퍼지규칙을 설정하기 때문에, 채널의 상태를 모를 경우에는 퍼지규칙의 수와 이에 따른 적용시의 계산량이 증가하게 된다.

따라서, (2)식으로 부터 도출되는 최적 판정을 위한 비선형 경계함수는 가능한 모든 채널 상태벡터나 모든 퍼지규칙의 수를 고려하여야 하기 때문에 매 심벌 구간에서의 적용 계산량이 많아지는 문제점이 존재한다. FAFE의 퍼지규칙 및 동작원리는 다음 절에서 제안되는 자기구성이 가능한 퍼지 적응등화기의 기술과 병행하여 살펴보기로 한다.

3. 자기구성이 가능한 퍼지 적응등화기(SFAE)

3.1 SFAE의 비선형 사상기능

본 절에서는 최적판정 경계함수의 도출시 일반적인 함수 근사화 기법인 (3)식의 테일러 (Taylor) 열 확장 기법을 이용하여 단위시간 당의 계산량을 줄이는 방법을 고찰한다.

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}_0) + \nabla f(\mathbf{x}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \frac{1}{2!}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^T \nabla^2 f(\mathbf{x}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \dots \quad (3)$$

단, $\mathbf{x} \in N(\mathbf{x}_0, \delta)$

여기서, $N(\mathbf{x}_0, \delta)$ 는 중심 \mathbf{x}_0 고 반경이 δ 인 근역 (Neighborhood)이고, $\nabla f(\cdot)$ 는 함수 $f(\cdot)$ 의 그레디언트 (Gradient)를 의미한다. (3) 식을 등화기 심벌판정 영역에서의 함수 근사화 과정이라고 가정하면, \mathbf{x} 는 등화기의 입력벡터가 되고, $N(\mathbf{x}_0, \delta)$ 는 임의의 시간 k

에서 수신심벌이 존재하는 특정 국부영역이라고 볼 수 있다. 일반적으로 시간 k 에서 등화기의 입력벡터는 N개의 채널 상태벡터 중 어느 하나의 채널벡터를 중심으로 하는 특정 국부영역에 존재하기 때문에, 이러한 국부영역에 대하여 비선형 사상함수를 설정하고 이를 적용시키는 방법을 고려할 수 있다.

이를 위해 심벌판정 공간에서 i번째 국부영역에 대응하는 초구면체 (Hypersphere) 특성을 갖는 감응영역 HF_i (Receptive Field)를 다음과 같이 정의한다.

$$HF_i = \{ \mathbf{x} \mid \|\mathbf{x}(k) - \mathbf{c}_i(k)\| \leq \xi_i, \mathbf{x}(k) \in R^L, 1 \leq i \leq N \}. \quad (4)$$

여기서, N은 심벌판정 공간에 존재할 수 있는 무잡음시의 상태벡터 $\mathbf{c}(k)$ 의 개수를 의미하고, ξ_i 는 초구면체의 반경을 나타낸다. 특정 채널에 대하여 N개의 가능한 감응영역은 자기구성 및 클러스터링 (Clustering) 절차에 의해 모두 생성될 수 있으며, 이들 중 오직 하나의 감응영역만이 시간 k 에서 최소 유클리디안 거리를 갖게 된다. 따라서, 최소 유클리디안 거리를 갖는 감응영역에 대하여 RBF나 FAFE와 같은 가우시안 함수를 적용하면 (1)식의 최대화 문제는 (5)식의 최대화 과정으로 변환시킬 수 있다.

$$\max_i (\exp(-\|\mathbf{x}(k) - \mathbf{c}_i(k)\|^2/\gamma), 1 \leq i \leq N), N = N^+ + N^- \quad (5)$$

여기서, γ 는 감응영역의 크기를 결정하는 파라미터이며, N^+/N^- 는 심벌 +1/-1에 대응하여 생성된 HF_i 의 수이다. SFAE에서는 (5)식과 같이 입력벡터로 $\mathbf{r}(k)$ 대신 $\mathbf{x}(k)$ 를 사용하여 등화기가 DFE 형태로도 구성이 가능하도록 하였으며, 3장에서 언급하겠지만 과거 심벌의 판정치는 최대치 선정 과정에서 특정 제한조건으로 동작되기 때문에 조건이 맞는 경우에는 최대치 선정시 아무런 영향이 없게 된다. (5)식의 최대치는 N개의 HF_i 에 대하여 (6)식의 가우시안 함수의 확장, $\bar{\mu}: R^L \rightarrow R$ 의 결과치를 비교하여 결정할 수 있다.

$$\bar{\mu}_i(\mathbf{x}(k)) = \prod_{j=1}^L \mu_{ij}(x_j) = \exp(-d_i^2(\mathbf{x}(k))/\gamma), 1 \leq i \leq N. \quad (6)$$

여기서, $\mu(x_j) = \exp(-(x_j - c_j)^2/\gamma)$, $1 \leq j \leq l$ 이고, $d_i(\mathbf{x}(k))$ 는 $\|\mathbf{x}(k) - \mathbf{c}_i(k)\|$ 를 의미한다. (6)식은 앞서도 언급했듯이, 비퍼지화 (defuzzification)시 멤버십 함수의 곱은 방사형 기저함수로 표시될 수 있음을 의미한다. (5)식 및 (6)식에 의해 최대치가 결정되면 이에 대응되는 국부영역에서는 (3)식의 1차근사 형태인 (7)식의 유사사상에 의해 국부영역에서의 심벌편정을 수행하게 된다.

$$\phi_i(\mathbf{x}(k)) = \mathbf{w}_i^T(k) \mathbf{x}(k) + b_i, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (7)$$

여기서, b_i 는 바이어스 (Bias) 상수이고, $\mathbf{w}_i(k)$ 는 가중치 벡터를 의미한다.

결국, 동화기의 입력벡터가 $\mathbf{x}(k) \in N(\mathbf{c}_i(k), \xi_i)$, 즉, $\mathbf{x}(k) \in HF_i(\mathbf{c}_i(k), \xi_i)$ 를 만족하면, (3)식의 $f(\mathbf{x}(k))$, 즉, 전송심벌의 추정치 (i 번째 퍼지규칙)는 (8)식으로 표현할 수 있다.

$$f_i(\mathbf{x}(k)) = \bar{\mu}_i(\mathbf{x}(k)) \phi_i(\mathbf{x}(k)). \quad (8)$$

따라서, FAFE의 최적판정 경계함수는 기존의 방법과는 달리 국부영역에서의 사상 및 함수 근사화 결과의 조합에 의해 얻어진다. 이러한 개념에 근거하여 모든 퍼지규칙, 즉 모든 HF_i 에 대해 비퍼지화를 행하면 최종 SFAE의 전송심벌 추정치는 다음의 형태가 된다.

$$f(\mathbf{x}(k)) = \frac{\sum_{i=1}^N \bar{\mu}_i(\mathbf{x}(k)) \phi_i(\mathbf{x}(k))}{\sum_{j=1}^N \bar{\mu}_j(\mathbf{x}(k))}. \quad (9)$$

3.2 SFAE의 퍼지규칙 및 적용방법

자기구성 방법에 의해 생성되는 SFAE의 1차 초구면체인 i 번째 국부영역 HF_i 에 대해서도 FAFE에서와 같이 동화기 입력 탭에 적용되는 m_t ($1 \leq t \leq l$)개의 퍼지집합과 이에 대응되는 멤버십 함수로 표시할 수 있으며, 멤버십 함수 $\mu_{F_{t,i}}^j(x_t)$ ($1 \leq j \leq m_t$)는 (6)식으로 부터 다음과 같이 정의할 수 있다⁽⁴⁾.

$$\mu_{F_{t,i}}^j(x_t) = \exp(-(x_t - c_t^j)^2/\gamma). \quad (10)$$

여기서, x_t, c_t^j 는 입력벡터와 국부영역 중심벡터의 t 번째 원소를 각각 의미한다. (8)식과 (10)식으로 부터 자기구성에 의해 생성되는 N 개의 HF_i 에 대해 다음과 같은 N 개의 퍼지규칙을 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Rule}_i^{(j_1, \dots, j_l)} : & \text{If } x_1 = F_{1,i}^{j_1} \text{ and } \dots \text{ and } x_m = F_{m,i}^{j_m} \\ & \text{and } x_{m+1} = F_{(m+1,i}^{(j_{m+1})} \dots \text{ and} \\ & x_l = F_{l,i}^{j_l} \text{ then } f_i(\mathbf{x}(k)) = \\ & \bar{\mu}_i(\mathbf{x}(k)) \phi_i(\mathbf{x}(k)), \\ & i = 1, \dots, N. \end{aligned} \quad (11)$$

SFAE의 경우 임의의 심벌구간 k 에서 각 탭에 적용되는 인덱스 (Index) j_1, \dots, j_l 은 N 개의 국부영역 중 특정 HF_i 를 나타내는 정해진 값을 갖게 된다. 그러나, FAFE의 경우에는 특정영역이 아니라 수신신호가 취할 수 있는 전영역을 균등히 나누어 퍼지집합을 정의하기 때문에 j_1, \dots, j_l 은 $(1, \dots, m_1), \dots, (1, \dots, m_l)$ 의 값을 갖게 된다. FAFE의 경우 퍼지규칙의 전체부에서 판정 계환벡터는 고려하지 않기 때문에 $l = m$ 이 되며, 결과부는 동화기 출력공간 (Space)에서의 퍼지집합인 G 를 취하게 된다. (11)식의 결과부에 FAFE와 같이 중심형 (Centroid) 비퍼지화와 퍼지 기저함수를 적용하면, (9)식과 같이 시간 k 에서 SFAE가 생성하는 최종 전송심벌의 추정치는 (12)식으로 표시할 수 있다⁽⁴⁾.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}(k)) = & \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{F_{1,i}^{j_1}}(x_1) \dots \mu_{F_{l,i}^{j_l}}(x_l) \phi_i(\mathbf{x}(k))}{\sum_{i=1}^N \mu_{F_{1,i}^{j_1}}(x_1) \dots \mu_{F_{l,i}^{j_l}}(x_l)}, \quad (12) \\ & l = m + n. \end{aligned}$$

FAFE의 경우에는 각 동화기 탭에서 정의되는 모든 멤버십 함수를 계산하여야 만이 원하는 심벌을 추정할 수 있기 때문에 (13)식으로 표시된다.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}(k)) = & \frac{\sum_{j_1=1}^{m_1} \dots \sum_{j_l=1}^{m_l} \theta^{(j_1, \dots, j_l)} \mu_{F_{1,i}^{j_1}}(x_1) \dots \mu_{F_{l,i}^{j_l}}(x_l)}{\sum_{j_1=1}^{m_1} \dots \sum_{j_l=1}^{m_l} \mu_{F_{1,i}^{j_1}}(x_1) \dots \mu_{F_{l,i}^{j_l}}(x_l)}, \quad (13) \\ & l = m. \end{aligned}$$

(12)식에서 알 수 있듯이 SFAE의 자유 설계 파라미터는 $(l+1)$ 차 벡터인 $\bar{\mathbf{w}}_i(k) := [\mathbf{w}_i(k), b_i]$ 가 되고,

FAFE 경우는 (13)식에 보인 바와 같이 $\prod_{i=1}^l m_i$ 차 벡터인 $\theta^{(l-1)}$ 이 자유 설계 파라미터가 된다.

SFAE는 다음의 절차에 의해 퍼지규칙에 필요한 (6)식의 가우시안 함수 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 와 (7)식의 유사사상 함수 $\varphi_i(\mathbf{x}(k))$ 를 자기구성한다. 자기구성에 의해 생성되는 국부영역의 수는 가능한 채널상태 벡터의 수 N 이며, 생성된 가우시안 함수와 유사사상 함수의 출력치는 (12)식의 비퍼지화에 사용된다.

- 1) 현 시점까지 생성된 N_{tr} 개의 국부영역에 대응되는 가우시안 함수 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ ($1 \leq i \leq N_{tr}$)을 계산한다. 단, $N_{tr}(N_{tr} < N)$ 은 학습기간 동안 중간단계에서 생성되는 국부영역의 수를 의미하며, 초기치는 0을 갖는다. N_{tr} 이 0이면 새로운 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 와 $\varphi_{i_1}(\mathbf{x}(k))$ 를 생성하고 단계 4)를 수행한다.
- 2) (14)식의 조건이 만족되면 현재 수신된 등화기 입력벡터가 특정 국부영역에 속하지 않는 것으로 가정하고, 만족되는 않는 경우에는 특정 국부영역에 속하는 것으로 가정한다.

$$\sum_{i=1}^{N_{tr}} \mu_{F_{i_1}}(x_1) \dots \mu_{F_{i_l}}(x_l) = \sum_{i=1}^{N_{tr}} \bar{\mu}_i(\mathbf{x}(k)) < T, \quad (14)$$

($0 < T < 1, N_{tr} < N$).

- 3) 입력벡터가 특정 국부영역에 속하지 않으면 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 와 $\varphi_i(\mathbf{x}(k))$ 를 생성하고, 속하게 되면 최대치를 출력하는 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 와 이에 대응되는 $\varphi_i(\mathbf{x}(k))$ 를 선정한다.
- 4) 새로운 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 와 $\varphi_i(\mathbf{x}(k))$ 가 생성된 경우에는 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 의 중심벡터 $\mathbf{c}_i(k)$ 를 입력벡터 $\mathbf{x}(k)$ 로 설정하고, 가중치 벡터 $\bar{\mathbf{w}}_i(k)$ 는 랜덤(Random) 벡터로 설정한다. 최대값을 갖는 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 가 선정된 경우에는 국부영역의 중심벡터 $\mathbf{c}_i(k)$ 는 독자 학습 (Unsupervised Learning) 알고리즘인 k-means 클러스터링 알고리즘에 의해 (15)식과 같이 갱신된다.

$$\mathbf{c}_i(k+1) = \mathbf{c}_i(k) + \frac{1}{k+1} (\mathbf{x}(k) - \mathbf{c}_i(k)). \quad (15)$$

여기서, k 는 $\bar{\mathbf{c}}_i(k)$ 의 갱신회수를 나타낸다. 최대값을 갖는 $\bar{\mu}(\mathbf{x}(k))$ 에 대응되는 유사 사상함수의 가중치 벡터는 RLS나 LMS와 같은 지도학습 (Supervised

Learning) 알고리즘에 의해 갱신된다.

$$G_i(k) = \frac{R_i(k-1) \bar{\mathbf{x}}(k)}{\lambda + \bar{\mathbf{x}}^T(k) R_i(k-1) \bar{\mathbf{x}}(k)}, \quad (16)$$

$$R_i(k) = 1/\lambda [R_i(k-1) - G_i(k) \bar{\mathbf{x}}^T(k) R_i(k-1)], \quad (17)$$

$$\bar{\mathbf{w}}_i(k) = \bar{\mathbf{w}}_i(k-1) + G_i(k) [s(k-d) - f(\mathbf{x}(k))], \quad R_i(0) = \alpha \mathbf{I}. \quad (18)$$

여기서, $\bar{\mathbf{x}}(k) := [\mathbf{x}(k), 1]$, \mathbf{I} 는 $(l+1) \times (l+1)$ 차의 단위 (unit) 행렬을 나타내며, α 는 $\alpha \gg 1$ 을 만족하는 상수이다. (18)식의 $s(k-d)$ 는 d 만큼의 판정지연을 갖는 원하는 전송심벌을 의미한다. LMS 알고리즘을 적용하는 경우에는 다음과 같이 간단한 식에 의해 갱신된다.

$$\bar{\mathbf{w}}_i(k) = \bar{\mathbf{w}}_i(k-1) + \eta [s(k-d) - f(\mathbf{x}(k))] \bar{\mathbf{x}}(k). \quad (19)$$

단, η 는 LMS 알고리즘의 적응상수를 나타낸다.

III. 특성 비교

제안한 SFAE에서는 (12)식과 같이 하나의 국부영역에 대응하는 특정한 퍼지규칙이 적용되어 전송 심벌이 추정되나, 기존의 FAFE에서는 (13)식과 같이 등화기의 각 탭에 적용되는 모든 퍼지규칙을 고려하여야 만이 심벌 추정치가 생성된다⁽⁴⁾. RLS나 LMS 알고리즘을 사용하는 FAFE를 구현하기 위해서는 $\prod_{i=1}^l m_i$ 차의 자유 설계 파라미터 $\theta^{(l-1)}$ 를 매 심벌마다 갱신하여야 된다. 따라서, RLS-FAFE의 계산량은 상관행렬의 차수 $\prod_{i=1}^l m_i \times \prod_{i=1}^l m_i$ 에 비례하게 되고, LMS-FAFE의 경우는 $\theta^{(l-1)}$ 의 차수 $\prod_{i=1}^l m_i$ 에 비례하게 된다. 반면에 SFAE의 경우는 등화기의 자유 설계 파라미터가 유사 사상함수의 가중치 벡터 $\bar{\mathbf{w}}_i(k)$ 가 되기 때문에 계산량은 등화기의 입력 탭수에 비례하게 되고, 기존의 LTE나 DFE의 계산량과 비슷하게 된다. 표 1은 RLS나 LMS 알고리즘을 사용하는 FAFE와 SFAE에 대하여 적응 알고리즘에 따른 계산량의 비교를 나타낸 것이다.

표 1. 퍼지 적응동화기의 계산량 비교.
Table 1. Comparison of computational load for fuzzy adaptive equalizers.

형태	퍼지규칙 수	LMS	RLS
FAFE	$M_{i=1}^l m_i$	$M_{i=1}^l m_i$	$M_{i=1}^l m_i \times M_{i=1}^l m_i$
SFAE	$N \langle M_{i=1}^l m_i \rangle$	(1+1)	(1+1) × (1+1)

표 1에서 SFAE의 퍼지규칙의 수 N 은 자기구성 및 클러스터링 방법에 의해 FAFE의 각 탭에 적용되는 퍼지규칙의 수 $M_{i=1}^l m_i$ 보다 적은 값을 갖게 되며, 일반적으로 동화기의 탭수 l 은 $M_{i=1}^l m_i$ 보다 훨씬 적기 때문에 SFAE의 적용 계산량은 FAFE 보다 월등히 감소된다. 그러나, SFAE의 경우에는 자기구성에 필요한 부가적인 계산량이 필요하다. 2장의 자기구성 절차에서와 같이 SFAE는 매 심벌구간 마다 N개의 가우시안 함수의 출력값을 비교하여 그 중 최대치를 선정하는 계산량과 최대치로 선정된 가우시안 함수의 중심벡터를 클러스터링 절차에 의해 갱신하는데 필요한 계산량이 부가적으로 필요하다. N개의 출력치중 최대치를 선정하는 과정은 N-1 번의 샘플과 비교과정이 필요하며, 클러스터링시에는 2l 번의 덧셈과 l번의 곱셈이 필요하게 된다. 이러한 계산량은 (16)식에서 (19)식과 같은 RLS나 LMS 알고리즘에 필요한 덧셈 및 곱셈 등의 계산량에 비하면 무시할 수 있을 정도의 계산량이기 때문에, 계산량의 비교시에는 무시하기로 한다.

기존의 FAFE를 DFE 형태로 구성하기 위해서는 실제 통신환경에서는 거의 획득이 불가능한 채널에 대한 완벽한 사전정보가 있어야 만이 가능하다. 이 경우에는 판정 궤환벡터를 이용하여 입력공간을 여러개의 부공간(Subspace)으로 분할한 후, 각 부공간에서 이미 알려진 무잡음시의 채널 상태벡터에 대해서만 퍼지규칙을 설정한다. 따라서, 동화기의 각 탭에 적용되는 퍼지규칙의 수 m_1, \dots, m_l 를 줄일 수 있으며, 채널에 따라서는 약 40% 까지 계산량을 줄일 수 있는 방법이 있다^[6]. 그러나 이러한 경우에도 FAFE의 RLS나 LMS 계산량의 차수는 FIR (Finite Impulse Response) 필터를 사용하는 선형동화기 보다 훨씬 낮게 된다. SFAE의 경우에는 자기구성 및 국부영역에서의 사상 결과를 이용하기 때문에 채널에 대한 사전지식이 없어도 용이하게 DFE를 구성할 수 있다. 즉, SFAE에서는 (20)식과

같이 궤환벡터에 대응되는 멤버십 함수의 중심이 $\bar{s}(k-d-1), \dots, \bar{s}(k-d-n)$ 에 의해 +1이나 -1을 취하는 기 판정된 심벌값이 되기 때문에, 동화기 국부영역의 중심벡터도 이러한 궤환조건과 맞는 경우에 대해서만 심벌판정을 수행한다.

$$c_i^{l-n+1}, \dots, c_i^l = \begin{matrix} \bar{s}(k-d-1), \dots, \\ \bar{s}(k-d-n), \end{matrix} \quad (20)$$

$$l = m + n.$$

따라서, 가능한 채널 상태의 수 N을 $N/2^n$ 으로 줄이는 조건부 판정이 가능하게 되고, 이러한 조건부 판정은 (21)식과 같이 계산량의 증가없이도 임의 심벌구간에서 판정해야 할 상태의 수를 줄이기 때문에 동화기의 성능을 크게 개선시키게 된다.

$$\mu_{F_{m+n,l}^{x+1,i}} = \dots = \mu_{F_{m+n,l}^{x+n,i}} = 1, \quad l = m + n. \quad (21)$$

IV. 시뮬레이션 및 검토

SFAE의 비선형 판정능력을 분석하기 위하여 다음과 같은 비선형 및 비최소 위상 채널에 대한 최적 판정영역의 근사화 과정을 시뮬레이션을 통하여 분석하였다.

$$H(z) = 1 + 0.5z^{-1} - 0.9(1 + 0.5z^{-1})^3 \quad (22)$$

그림 2는 (22)식 채널에 대한 심벌 판정능력을 분석하기 위하여 $m=2, n=0 (l=2)$, 판정지연 $d=1$ 의 구조를 갖는 RLS-SFAE를 동화기에 수신되는 SNR (Signal to Noise Ratio)이 15dB인 1000개의 심벌로 학습시킨 후 SFAE의 판정영역 근사화 결과를 도시한 것이다.

그림 2에서 흰색 및 검은색의 작은 원은 심벌 +1 및 -1에 대응되는 무잡음시의 채널 상태벡터를 의미하는데 거의 최적의 심벌판정 경계함수를 근사화 함을 알 수 있다. 반면에 심벌판정시 적용되는 퍼지규칙과 RLS 계산량은 제 3장의 설명에서와 같이 FAFE 보다 월등히 감소됨을 알 수 있다.

$$H(z) = 0.3482 + 0.8704z^{-1} + 0.3482z^{-2} \quad (23)$$

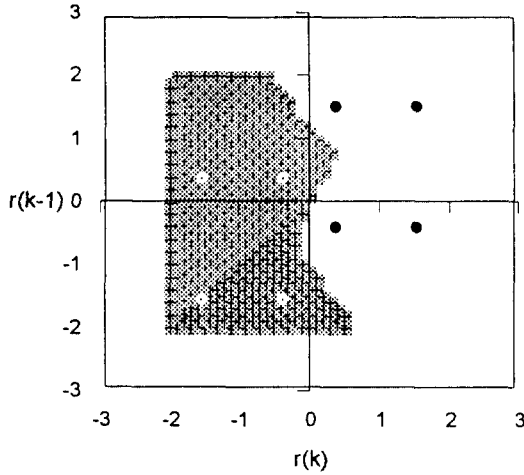


그림 2. (22)식 채널에 대한 RLS-SFAE의 비선형 판정 경계.
Fig. 2. Nonlinear decision boundary of RLS-SFAE for channel (22).

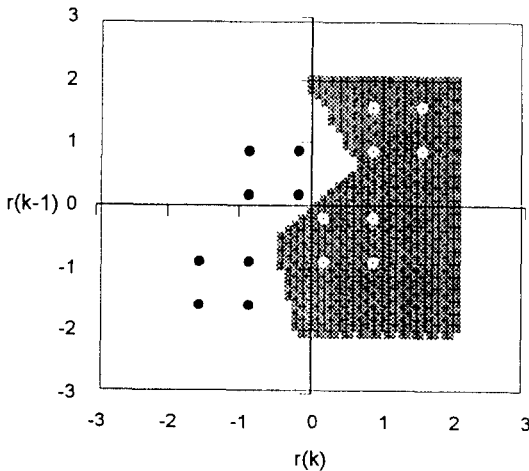


그림 3. (23)식 채널에 대한 RLS-SFAE의 비선형 판정 경계.
Fig. 3. Nonlinear decision boundary of RLS-SFAE for channel (23).

한편, 그림 3은 (22)식에 적용한 등화기 구조 및 실험방법을 (23)식의 채널에 적용한 결과이다. (23)식의 비최소 위상 채널에서도 거의 최적의 판정 경계함수를 도출할 수 있음을 알 수 있으나, 채널의 특성상 가산잡음에 따라서는 원점 부근에서의 심벌 판정이 거의 불가능한 경우도 발생할 수 있다. 그러나, $m=n=2(1=4)$, $d=1$ 인 DFE 형태를 적용하면 표 2와 같이 등화기에

생성되는 국부영역의 중심벡터 (\bar{c}_1^3, \bar{c}_1^4)에 의해 4개의 군으로 나뉘어 진후 각 군단위로 판정이 수행된다. 따라서 원점 부근은 심벌이 서로 다른 군으로 분류되는 조건부 판정에 의해 심벌간 최소 유클리디안 거리가 증가하게 되는 효과를 갖게 되고, BER 성능 또한 개선되게 된다. 이 경우에도 앞의 설명과 같이 DFE-FAFE 보다 월등히 감소된 계산량을 갖는다.

표 2. SNR=18 dB일 경우 RLS-SFAE가 생성하는 국부영역.
Table 2. Generated receptive fields of RLS-SFAE for SNR=18 dB.

HF _i	\bar{c}_1^1	\bar{c}_1^2	\bar{c}_1^3	\bar{c}_1^4
HF ₁	-0.9260	0.8428	1	1
HF ₂	1.5192	1.5300	1	1
HF ₃	0.8430	1.5247	1	1
HF ₄	-0.2187	0.8489	1	1
HF ₅	-1.6336	0.8489	1	-1
HF ₆	0.8311	-0.219	1	-1
HF ₇	-0.9317	-0.9127	1	-1
HF ₈	0.1274	-0.2321	1	-1
HF ₉	-0.2275	0.1179	-1	1
HF ₁₀	0.8516	0.8375	-1	1
HF ₁₁	1.5366	0.8408	-1	1
HF ₁₂	-0.9057	0.1259	-1	1
HF ₁₃	-1.6149	-1.6029	-1	-1
HF ₁₄	-0.9426	-1.6416	-1	-2
HF ₁₅	0.1197	-0.9461	-1	-1
HF ₁₆	0.8420	-0.9173	-1	-1

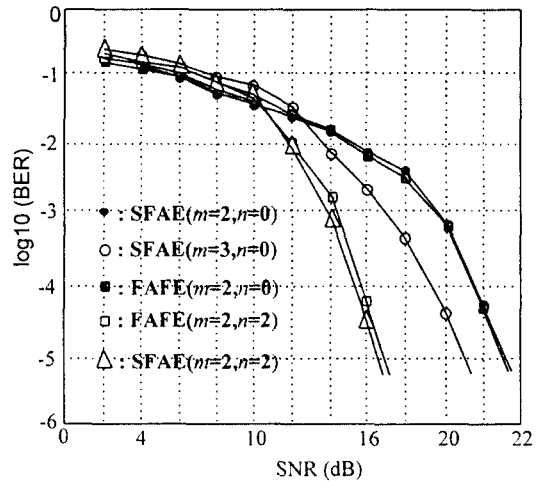


그림 4. (23)식 채널의 경우 등화기 구조에 따른 BER 성능.
Fig. 4. BER performances according to equalizer structures for channel (23).

그림 4는 (23)식 채널에 대하여 등화기 구조 및 수신 시의 SNR에 따른 FAFE와 SFAE의 BER 특성을 비교한 것이다.

결과에서 $m=2/n=0$ 인 SFAE는 $m=2/n=0$ 인 FAFE와 거의 같은 성능을 보임을 알 수 있다. $m=3/n=0$ 인 SFAE의 경우, 즉 탭이 증가된 경우에는 10^{-4} 의 BER에서 약 2dB의 이득을 얻을 수 있으나, FAFE에서는 등화기 탭을 증가시키는 경우에는 표 1에서와 같이 이에 수반되는 계산량의 과다한 증가때문에 현실적으로 불가능할 수도 있다. 쿼한 탭 ($n=2$)을 이용하는 SFAE와 FAFE도 거의 같은 성능을 갖게 되어 두 경우 모두 10^{-4} 의 BER에서 약 5dB의 이득을 얻을 수 있다. DFE 형태의 퍼지 적응등화기의 경우 BER 성능은 유사하게 되나, 표 1로 부터 DFE-SFAE의 RLS 계산 차수 (5×5)는 FAFE에 비해 40%로 감소된 DFE-FAFE의 RLS 계산 차수 (약 21×21)보다 월등히 감소됨을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 비선형 채널 심벌을 퍼지규칙에 의해 판정할 경우에 효율적으로 계산량을 감소시킬 수 있는 새로운 퍼지 적응등화기에 대해 살펴보았다. 기존의 퍼지 적응등화기에서는 각 탭에 설정되는 퍼지집합의 모든 원소를 고려하여 특정 심벌 추정치를 생성하나, 본 논문에서 제안한 퍼지 적응등화기에서는 자기구성 방법에 의해 생성되어 정의되는 각 탭의 퍼지집합 중 오직 하나의 원소만을 이용하여 특정 심벌 추정치를 생성하기 때문에 기존보다 월등히 감소된 적응 계산량을 가짐을 알 수 있었다. 또한, 심벌판정 영역에서의 비선형 경계함수의 근사화 결과와 특정 채널에서의 BER 성능의 비교결과로부터 제안한 방법은 기존의 퍼지 적응등화기와 성능면에서는 동등하나 등화기의 구조적 융통성 및 적응시의 계산량 면에서는 우수함을 확인할 수 있었다. 따라서, 제안된 퍼지 적응등화기를 병렬처리 구조로 실현할 경우에는 기존 방식보다도 월등히 감소된 계산량에 의해 고속 온라인 (on-line) 적응이 필요한 비선형 등화 환경에

효과적으로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

1. M. Meyer and G. Pfeiffer, "Multilayer perceptron based decision feedback equalisers for channels with intersymbol interferences," IEE proceedings-I, vol. 140(6), pp.420-424, 1993.
2. S. Chen, B. Mulgrew and P. M. Grannt, "A Clustering technique for digital communication channel equalization using radial basis function network," IEEE Trans. Neural Network, vol 4, no. 4, pp.570-579, July, 1993.
3. S. Chen, B. Mulgrew and S. McLaughlin, "Adaptive Bayesian equalizer with decision feedback," IEEE Trans. Signal Processing, vol 41, no. 9, pp.2918-2927, September, 1993.
4. L. X. Wang and J. M. Mendel, "Fuzzy Adaptive Filters, with Application to Nonlinear Channel Equalization," IEEE Trans. Fuzzy Systems, vol 1, no. 3, pp.161-170, August, 1993.
5. M. Meyer and G. Pfeiffer, "Multilayer Perceptron based Equalizers applied to Nonlinear Channels," Proceedings of International Workshop on Applications of Neural Networks to Telecommunications, pp. 188-195, 1993.
6. K. Y. Lee, "Fuzzy adaptive decision feedback equaliser," Electronics Letters, vol. 30, no. 10, pp.749-751, May, 1994.
7. J. - S. R. Jang and C. - T. Sun, "Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 4, No.1, pp.156-159, January, 1993.



吳德吉 (Deock Gil Oh) 정회원
1957년 11월 28일생
1980년 2월 : 서울대학교 공과대학
전자공학과 졸업
1982년 2월 : 서울대학교 대학원 전
자공학과 졸업
1990년 9월 : 서울대학교 대학원 전
자공학과 박사과정 수
료

1982년 3월~현재 : 한국전자통신연구소 위성통신기술연구단
책임연구원

※ 주관심분야 : Satellite Communications, Communication
Signal Processing

崔鎮榮 (Jin Young Choi) 정회원
1959년 7월 16일생
1982년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 학사
1984년 2월 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과 석사
1993년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 박사
1984년 3월~1994년 2월 : 한국전자통신연구소 연구원 및 선
임연구원

1994년 3월~현재 : 서울대학교 제어계측공학과 전임강사

※ 주관심분야 : Neuro-Fuzzy System, Adaptive &
Learning System, Adaptive Control of
Autopilot, Detection & Recognition
System

李忠雄 (Choong Woong Lee) 정회원
1935년 5월 3일생

1958년 3월 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업

1960년 9월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업

1972년 7월 : 일본 동경대학교 공학박사 학위 취득

1964년 3월~현재 : 서울대학교 전자공학과 교수

1989년 1월~1989년 12월 : 대한전자공학회 회장 역임

1989년 1월~현재 : IEEE Fellow

1991년 6월~현재 : 서울대학교 부설 뉴미디어통신 공동연구소
소장

※ 주관심분야 : Communication Systems, Image & HDTV
Signal Processing, Medical electronics